

별첨 사본은 아래 출원의 원본과 동일함을 증명함.

This is to certify that the following application annexed hereto  
is a true copy from the records of the Korean Industrial  
Property Office.

출원번호 : 특허출원 2000년 제 82756 호  
Application Number

출원년월일 : 2000년 12월 27일  
Date of Application

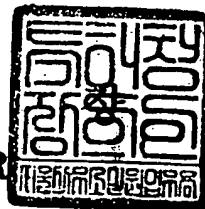
출원인 : 삼성전자 주식회사  
Applicant(s)

CERTIFIED COPY OF  
PRIORITY DOCUMENT



2001 년 01 월 27 일

특 허 청  
COMMISSIONER



【서류명】	특허출원서
【권리구분】	특허
【수신처】	특허청장
【참조번호】	0003
【제출일자】	2000.12.27
【국제특허분류】	G06K
【발명의 명칭】	직선 기반의 영상 정합 방법
【발명의 영문명칭】	Image matching method based on straight line
【출원인】	
【명칭】	삼성전자 주식회사
【출원인코드】	1-1998-104271-3
【대리인】	
【성명】	이영필
【대리인코드】	9-1998-000334-6
【포괄위임등록번호】	1999-009556-9
【대리인】	
【성명】	최흥수
【대리인코드】	9-1998-000657-4
【포괄위임등록번호】	1999-009578-0
【대리인】	
【성명】	이해영
【대리인코드】	9-1999-000227-4
【포괄위임등록번호】	2000-002816-9
【발명자】	
【성명의 국문표기】	최양림
【성명의 영문표기】	CHOI, Yang Lim
【주민등록번호】	710120-1830615
【우편번호】	463-060
【주소】	경기도 성남시 분당구 이매동 124 이매한신아파트 210동 1509호
【국적】	KR
【발명자】	
【성명의 국문표기】	유기원
【성명의 영문표기】	YOO, Ki Won

【주민등록번호】	741106-1794035
【우편번호】	138-160
【주소】	서울특별시 송파구 가락동 96-1 우성아파트 7동 1103호
【국적】	KR
【발명자】	
【성명의 국문표기】	조남익
【성명의 영문표기】	CHO, Nam Ik
【주민등록번호】	640119-1009447
【우편번호】	151-010
【주소】	서울특별시 관악구 신림동 산56-1 서울대학교 전기공학과 301동 1001 호
【국적】	KR
【발명자】	
【성명의 국문표기】	이종하
【성명의 영문표기】	LEE, Jong Ha
【주민등록번호】	740117-1691611
【우편번호】	151-010
【주소】	서울특별시 관악구 신림동 산56-1 서울대학교 뉴미디어 통 신연구소 4 16호
【국적】	KR
【심사청구】	청구
【취지】	특허법 제42조의 규정에 의한 출원, 특허법 제60조의 규정 에 의한 출원심사를 청구합니다. 대리인 이영필 (인) 대리인 최흥수 (인) 대리인 이해영 (인)
【수수료】	
【기본출원료】	20 면 29,000 원
【가산출원료】	2 면 2,000 원
【우선권주장료】	0 건 0 원
【심사청구료】	15 항 589,000 원
【합계】	620,000 원
【첨부서류】	1. 요약서·명세서(도면)_1통

**【요약서】****【요약】**

직선 기반의 형상 기술자에 의하여 인덱싱된 영상 데이터베이스로부터 쿼리 영상과 유사한 형상 기술자를 가지는 모델 영상을 검색하는게 적용될 수 있는 직선 기반의 영상 정합 방법이 개시된다. 본 직선 기반의 영상 정합 방법은 (a) 쿼리 영상 및 모델 영상들로부터 직선 정보를 얻는 단계와, (b) 쿼리 영상들의 직선들과 모델 영상들의 직선들 사이의 이진 관계를 정의하는 단계와, (c) 이진 관계를 기초로 쿼리 영상과 모델 영상의 노드-라벨쌍들의 양립성을 나타내는 양립 계수를 구하는 단계, 및 (d) 양립 계수를 사용한 연속 릴렉세이션을 기초로 유사도를 구하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

**【대표도】**

도 1

**【명세서】****【발명의 명칭】**

직선 기반의 영상 정합 방법{Image matching method based on straight line}

**【도면의 간단한 설명】**

도 1은 본 발명의 실시예에 따른 직선 기반의 영상 정합 방법의 주요 단계들을 나타낸 흐름도이다.

도 2a는 두 직선의 기울기의 차이를 이진 관계로써 사용하는 예를 설명하기 위한 도면이다.

도 2b는 두 직선의 중점으로 이루어지는 직선과 한 직선이 이루는 각도를 이진 관계로써 사용하는 예를 설명하기 위한 도면이다.

**【발명의 상세한 설명】****【발명의 목적】****【발명이 속하는 기술분야 및 그 분야의 종래기술】**

<4> 본 발명은 영상 정합 방법에 관한 것으로, 더 상세하게는 직선 기반의 형상 기술자에 의하여 인덱싱된 영상 데이터베이스로부터 쿼리 영상과 유사한 형상 기술자를 가지는 모델 영상을 검색하는게 적용될 수 있는 직선 기반의 영상 정합 방법에 관한 것이다.

<5> 형상 기술자(shape descriptor)는 자동 추출 가능한 보다 낮은 추상적인 단계의 추출(lower abstraction level description)을 기초로 하며, 영상으로부터 인간이 인식할 수 있는 기본적인 기술자라 할 수 있다. 영상으로부터 주어진 특정 물체의 형상을 기술하고 상기 형상을 기초로 하여 정합 또는 유사도를 측정하는 알고리즘들이 연구되고 있

다. 하지만, 상기 알고리즘들은 특정 물체의 형상을 기술할 뿐, 일반적인 물체의 형상을 인식하기 위해서는 많은 문제점들이 남아있다. 현재, MPEG-7과 같은 표준화 그룹에서 제안하고 있는 형상 기술자들은 상기 문제를 해결하기 위하여 주어진 물체의 다양한 변형을 통하여 특징점들을 찾음으로써 구해진다. 이러한 형상 기술자들의 종류가 많다.

MPEG-7의 표준화 단계인 XM(eXperiment Model)에서 채택되고 있는 형상 기술자는 대표적으로 두가지가 알려져 있다. 첫 번째로, 물체의 다양한 형상들에 대하여 영상내의 상기 형상의 분포를 알기 위하여 제르닉(Zernike) 기저함수를 준비하고, 일정 크기의 영상을 각각의 기저 함수들에 투영시켜 그 값들을 기술자로 사용하는 제르닉 모멘트 형상 기술자(Zernike moment shape descriptor)가 알려져 있다. 두 번째로, 이전 영상으로부터 추출된 외곽선을 따라 저주파 통과 필터링을 하면서 외곽선상에 존재하는 변곡점의 변화를 스케일 공간상에서 나타내어 첨두치와 그 위치를 2차원 벡터로 나타내는 곡률 스케일 공간 형상 기술자(Curvature scale space shape descriptor)가 알려져 있다. 전자의 형상 기술자를 추출하기 위해서는, 형상을 이루는 영상과 기저 함수가 동일한 크기를 가져야 하며, 형상이 원의 형태를 가져야 한다는 제한이 있다. 또한, 후자의 형상 기술자를 추출하기 위해서는, 추출된 형상이 단 하나의 객체이어야 한다는 단점을 가진다.

<6> 또한, 종래의 형상 기술자를 사용한 영상 정합 방법에 따르면, 쿼리 영상과 유사한 형상 기술자를 가지는 모델 영상을 데이터베이스로부터 검색하기 위하여 영상으로부터 물체를 정확히 추출할 것이 요구된다. 하지만, 상기과 같은 종래의 영상 정합 방법에 따르면, 물체가 정확히 추출되지 않는 경우에는 검색이 불가능하다는 문제점이 있다.

<7> 따라서, 물체의 정확한 추출없이도 직선 기반의 형상 기술자에 의하여 인덱싱된 영

상 데이터베이스로부터 쿼리 영상과 유사한 형상 기술자를 가지는 모델 영상을 검색할 수 있는 영상 정합 방법이 요구된다.

**【발명이 이루고자 하는 기술적 과제】**

- <8> 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는 물체의 정확한 추출없이도 형상 기술자에 의하여 인덱싱된 모델 영상 데이터베이스로부터 쿼리 영상과 유사한 형상 기술자를 가지는 영상을 검색할 수 있는 직선 기반의 영상 정합 방법을 제공하는 것이다.

**【발명의 구성 및 작용】**

- <9> 상기 과제를 이루기 위하여 본 발명에 따른 직선 기반의 영상 정합 방법은 (a) 쿼리 영상 및 모델 영상들로부터 직선 정보를 얻는 단계; (b) 쿼리 영상들의 직선들과 모델 영상들의 직선들 사이의 이진 관계를 정의하는 단계; (c) 이진 관계를 기초로 쿼리 영상과 모델 영상의 노드-라벨쌍들의 양립성을 나타내는 양립 계수를 구하는 단계; 및 (d) 양립 계수를 사용한 연속 릴렉세이션을 기초로 유사도를 구하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- <10> 또한, 상기 직선 정보는 각 영상의 형상 기술자로서 표현되는 것이 바람직하다.
- <11> 또한, 상기 모델 영상은, 모델 영상의 골격을 추출하는 단계와, 추출된 골격을 기초로 픽셀들의 연결을 수행함으로써 직선들의 목록을 구하는 단계, 및 직선들의 목록을 정규화함으로써 얻은 정규화된 직선 목록을 상기 모델 영상의 형상 기술자로서 설정하는 단계를 포함하는 형상 기술자 추출 방법에 의하여 인덱싱된 데이터베이스내의 영상인 것이 바람직하다.

- <12> 또한, 상기 이진 관계는, 쿼리 영상과 모델 영상 사이의 회전, 스케일링(scaling), 이동에 대하여 변하지 않는 것이 바람직하다.
- <13> 또한, 상기 이진 관계는, 두 직선 사이의 각도 차이, 길이비, 상대 위치, 및 상대 거리 중에서 적어도 하나를 포함하는 것이 보다 바람직하다.
- <14> 또한, 상기 (b) 단계는, (b-1) 쿼리 영상의 직선 집합내의 두 노드  $v_i, v_j$ 에 대한 양립성을 양립 계수를  $\xi_{ij}$ 로 나타내는 단계; (b-2) 모델 영상의 직선 집합내의 두 라벨  $\lambda, \lambda'$ 에 대한 양립성을 양립 계수를  $\xi_{\lambda\lambda'}$ 로 나타내는 단계; 및 (b-3) 쿼리 영상과 모델 영상의 노드-라벨쌍들 사이의 양립성을 양립 계수  $r_{ij}(\lambda, \lambda')$ 로 나타내는 단계;를 포함하는 것이 바람직하다.
- <15> 또한, 상기 양립 계수  $r_{ij}(\lambda, \lambda')$ 는, 쿼리 영상의 직선 집합에 대하여 노드  $v_i$ 에 라벨  $\lambda$ 을 할당하는 것이 주변 노드-라벨쌍  $(v_i, \lambda')$ 과의 상관 관계를 만족시키면 큰 값을 가지고 상호 모순되면 작은 값을 가지도록 정의된 것이 바람직하다.
- <16> 또한, 상기 양립 계수  $r_{ij}(\lambda, \lambda')$ 는, 쿼리 영상내의 직선쌍  $(i, j)$ 의 이진 관계와 모델 영상내의 직선쌍  $(\lambda, \lambda')$ 의 이진 관계가 일치할 경우에는,  $r_{ij}(\lambda, \lambda') = 1$ 이 성립하도록 정의된 것이 바람직하다.
- <17> 또한, 상기 양립 계수  $r_{ij}(\lambda, \lambda')$ 는,  $K$ 는 정의된 이진 관계를 나타내는 특징 벡터의 엘리먼트의 수,  $\rho(i, j, \lambda, \lambda') = \left( \sum_{k=1}^K \|\xi_{ij}^{(k)} \xi_{\lambda\lambda'}^{(k)}\|^\alpha \right)^{1/\alpha}$  라 할 때,  $r_{ij}(\lambda, \lambda') = \frac{1}{1 + \|\rho(i, j, \lambda, \lambda')\|}$  로서 정의된 것이 바람직하다.
- <18> 또한, 상기 (d) 단계 이전에, (d'-1) 각 노드-라벨쌍에 대하여 노드가 주변의 라벨들로부터 받을 수 있는 최대 지지도의 합이 가장 큰 일정수의 상위 노드-라벨쌍에만 동



일한 확률을 적용함으로써 초기 확률을 최종 확률에 가깝도록 정하는 단계;를 더 포함하는 것이 바람직하다.

<19> 또한, 상기 (d'-1) 단계 이후에, (d'-2)  $p_j^{(k)}(\lambda)$ 는 노드와 라벨이 대응되는 확률을,  $k$ 는 반복 연산의 수라 할 때, 연속 릴렉세이션 기법을 구현하기 위한 갱신 요소를  $q_i^{(k)}(\lambda) = \sum_j \alpha_j (\sum_{\lambda'} r_{ij}(\lambda, \lambda') p_j^{(k)}(\lambda'))$ 로 정의하는 단계;를 더 포함하는 것이 바람직하다.

<20> 또한, 상기 (d'-2) 단계 이후에, (d'-3)  $q_i^{(k)} = \sum_j \alpha_j \sum_{\lambda'} r_{ij}^{(k)}(\lambda, \lambda') p_j^{(k)}(\lambda)$ ,  $\overline{q_i^{(k)}} = \sum_{\lambda} p_i^{(k)}(\lambda) q_i^{(k)}(\lambda)$ 이라 할 때, 수렴 속도가 빠른 주커(Zucker)의 방법을 기반으로  $p_i^{(k+1)}(\lambda) = p_i^{(k)}(\lambda) + p_i^{(k)}(\lambda) \frac{q_i^{(k)}(\lambda) - \overline{q_i^{(k)}}}{\overline{q_i^{(k)}}}$ 을 사용하여 확률 갱신을 수행하는 단계;를 더 포함하는 것이 바람직하다.

<21> 또한, 상기 (d) 단계는, (d-1) 두 직선 집합들 사이의 대응되는 노드들 사이의 거리를 계산하는 단계; 및 (d-2) 모든 거리의 합의 역수를 두 영상의 비유사도로써 설정하는 단계;를 포함하는 것이 바람직하다.

<22> 또한, 상기 거리는, 유클리디안 거리(Euclidean distance) 또는 하우스도르프 거리(Housdorff distance) 중에서 선택된 것이 바람직하다.

<23> 이하 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예들을 상세히 설명하기로 한다.

<24> 도 1에는 본 발명의 실시예에 따른 직선 기반의 영상 정합 방법의 주요 단계들을 흐름도로서 나타내었다. 도 1을 참조하면, 먼저, 쿼리 영상 및 모델 영상들로부터 직선 정보를 얻는다(단계 102). 여기서, 모델 영상들은 소정의 데이터베이스내에 저장되어 있으며, 상기 데이터베이스내의 모델 영상들은 직선 기반 형상 기술자에 의하여 인덱싱되

어 있는 것으로 가정한다. 상기 직선 기반 형상 기술자는 본 출원인에 의하여 2000년 10월 21일자로 출원되고 본 명세서에 참조로써 통합되는 대한민국 특허 출원 00-62163호에 개시된 형상 기술자 추출 방법에 의하여 추출되는 것이 가능하다. 또한, 상기와 같은 형상 기술자 추출 방법에 의하여 쿼리 영상으로부터 형상 기술자를 추출할 수 있다. 상기 형상 기술자 추출 방법에 의하여 추출된 형상 기술자는 직선들의 목록을 포함한다. 이로써, 쿼리 영상 및 모델 영상들로부터 직선 정보를 얻을 수 있다.

<25> 다음으로, 쿼리 영상들의 직선들과 모델 영상들의 직선들 사이의 이진 관계를 정의한다(단계 104). 직선 기반의 정합 시스템에서는 직선의 기울기 또는 길이, 중점의 위치 등과 같은 직선 고유의 단일 속성과, 두 직선 사이의 각도 차이, 길이비, 상대 위치, 및 상대 거리등과 같은 이진 관계를 직선 특징으로써 사용할 수 있다. 본 실시예에서는 쿼리 영상과 모델 영상 사이의 회전, 스케일링(scaling), 이동에 대하여 변하지 않는 이진 관계를 직선 특징으로써 사용한다. 도 2a에는 두 직선의 기울기의 차이를 이진 관계로써 사용하는 예를 설명하기 위한 도면을 나타내었다. 도 2a를 참조하면, 두 직선의 기울기의 차이( $\theta$ )를 두 직선의 상대적인 자세로써 나타내는 것이 가능하다. 또한, 도 2b에는 두 직선의 중점으로 이루어지는 직선과 한 직선이 이루는 각도를 이진 관계로써 사용하는 예를 설명하기 위한 도면을 나타내었다. 도 2b를 참조하면, 두 직선의 중점으로 이루어지는 직선과 한 직선이 이루는 각도( $\phi$ )를 두 직선의 상대적인 위치로써 나타내는 것이 가능하다. 또한, 본 명세서에서 도면을 사용하여 도시하지는 않았으나, 두 직선 사이의 길이비( $r$ )를 이진 관계로써 사용하는 것도 가능하다.

<26> 본 발명에서는 연속 릴렉세이션을 기초로 쿼리 영상내의 직선 집합들과 모델 영상들의 직선 집합들의 대응성을 결정함으로써, 직선 기반의 영상 정합을 수행한다. 연속

릴렉세이션을 구현할 때, 확률의 갱신은 양립 계수와 현재의 라벨링 상태에 의존한다. 초기 확률이 설정된 이후에는 확률의 갱신 방향은 양립 계수에 의하여 결정된다. 양립 계수는 주어진 정합 상황을 모델링함으로써 목표하는 라벨링을 얻게 하는 역할을 하므로 실제 상황이 정확하게 반영되도록 하는 것이 중요하다.

<27> 이제, 단계(104)에서 정의된 이진 관계를 기초로 쿼리 영상과 모델 영상의 노드-라벨쌍들의 양립성을 나타내는 양립 계수를 구한다(단계 106). 단계(106)는 다음과 같은 수순에 따라 정의된다. 먼저, 쿼리 영상의 직선 집합내의 두 노드  $v_i, v_j$ 에 대한 양립성을 양립 계수를  $\xi_{ij}$ 로 나타낸다. 또한, 모델 영상의 직선 집합내의 두 라벨  $\lambda, \lambda'$ 에 대한 양립성을 양립 계수를  $\xi_{\lambda\lambda'}$ 로 나타낸다. 또한, 쿼리 영상과 모델 영상의 노드-라벨쌍들 사이의 양립성을 양립 계수  $r_{ij}(\lambda, \lambda')$ 로 나타낸다. 여기서, 상기 양립 계수  $r_{ij}(\lambda, \lambda')$ 는, 쿼리 영상과 모델 영상의 이진 관계를 사용하여 양립 계수가 0과 1 사이에 놓이도록 설정한다. 또한, 쿼리 영상의 직선 집합에 대하여 노드  $v_i$ 에 라벨  $\lambda$ 을 할당하는 것이 주변 노드-라벨쌍  $(v_i, \lambda)$ 과의 상관 관계를 만족시키면 큰 값을 가지고 상호 모순되면 작은 값을 가지도록 정의된다. 즉, 노드-라벨쌍  $(v_i, \lambda)$ 과의 상호 관계를 고려할 때, 노드  $v_i$ 에 라벨  $\lambda_2$ 에 비하여  $\lambda_1$ 을 할당하는 것이 더 타당한 경우에는,

<28> 【수학식 1】

$$r_{ij}(\lambda_1, \lambda) > r_{ij}(\lambda_2, \lambda)$$

<29> 이 성립하도록 정의된다. 또한, 상기 양립 계수  $r_{ij}(\lambda, \lambda')$ 는, 쿼리 영상내의 직선쌍  $(i, j)$ 의 이진 관계와 모델 영상내의 직선쌍  $(\lambda, \lambda')$ 의 이진 관계가 일치할 경우에는,  $r_{ij}(\lambda, \lambda') = 1$ 이 성립하도록 정의된다. 본 실시예에서는 상기 양립 계수  $r_{ij}(\lambda, \lambda')$ 는, K는 정의

된 이진 관계를 나타내는 특징 벡터의 엘리먼트의 수,  $\rho(i, j, \lambda, \lambda') = \left( \sum_{k=1}^K \|\xi_{ij}^{(k)} \xi_{\lambda, \lambda'}^{(k)}\|^{\alpha} \right)^{1/\alpha}$  라 할 때

<30> 【수학식 2】

$$r_{ij}(\lambda, \lambda') = \frac{1}{1 + \|\rho(i, j, \lambda, \lambda')\|}$$

<31> 로서 정의된다. 상기 수학식 2의  $\rho$ 는 노드-라벨쌍의 상관 관계의 차이를 반영한다

<32> 다음으로, 양립 계수를 사용한 연속 릴렉세이션을 기초로 유사도를 구한다(단계 108). 연속 릴렉세이션을 구현할 때, 확률의 갱신은 양립 계수와 현재의 라벨링 상태에만 전적으로 의존한다. 초기 확률이 설정된 이후에는 확률의 갱신 방향은 양립 계수에 의하여 결정된다. 양립 계수는 주어진 정합 상황을 모델링함으로써 목표하는 라벨링을 얻게 하는 역할을 하므로 실제 상황이 정확하게 반영되도록 하는 것이 중요하다. 단계 (108)는 양립 계수를 사용한 연속 릴렉세이션에 의한 확률 갱신 단계, 정규화 단계, 및 유사도 측정 단계로 크게 구분된다. 먼저, 양립 계수를 사용한 연속 릴렉세이션에 의한 확률 갱신 단계를 설명한다. 먼저, 각 노드-라벨쌍에 대하여 노드가 주변의 라벨들로부터 받을 수 있는 최대 지지도의 합이 가장 큰 일정수의 상위 노드-라벨쌍에만 동일한 확률을 적용함으로써 초기 확률을 최종 확률에 가깝도록 정한다. 다음으로,  $p_j^{(k)}(\lambda)$ 는 노드와 라벨이 대응되는 확률을,  $k$ 는 반복 연산의 수라 할 때, 연속 릴렉세이션 기법을 구현하기 위한 갱신 요소를  $q_i^{(k)}(\lambda) = \sum_j a_j (\sum_{\lambda'} r_{ij}(\lambda, \lambda') p_j^{(k)}(\lambda'))$ 로 정의한다. 이제,  $q_i^{(k)} = \sum_j a_j \sum_{\lambda'} r_{ij}^{(k)}(\lambda, \lambda') p_j^{(k)}(\lambda')$ ,  $\overline{q_i^{(k)}} = \sum_{\lambda} p_i^{(k)}(\lambda) q_i^{(k)}(\lambda)$ 이라 할 때, 수렴 속도가 빠른 주커(Zucker)의 방법을 기반으로,

<33> 【수학식 3】

$$p_i^{(k+1)}(\lambda) = p_i^{(k)}(\lambda) + p_i^{(k)}(\lambda) \frac{q_i^{(k)}(\lambda) - \overline{q_i^{(k)}}}{q_i^{(k)}}$$

<34> 을 사용하여 확률 갱신을 수행한다.

<35> 하지만, 특징 벡터의 각 엘리먼트들의 값이 존재하는 범위가 차이가 나므로 이에 대한 정규화가 필요하다. 따라서, 정규화를 수행한다. 릴렉세이션을 통하여 얻은 대응 관계는 정합될 직선 정보를 명확하게 나타낸다. 따라서, 쿼리 영상의 직선 중에 하나의 직선을 선택하고 이 직선에 대하여 나머지 직선 정보를 크기와 위치에 대하여 정규화한다. 정규화 과정에서는, 먼저, 쿼리 영상의 직선들의 집합 중에서 임의의 하나의 직선을 선택한다. 다음으로, 선택된 직선의 길이가 1이 되고 직교 좌표계의 x 축 상에 오도록 공간 변환 함수를 정의한다. 다음으로, 정의된 공간 변환 함수를 사용하여 쿼리 영상의 모든 직선 정보를 변환한다. 다음으로, 모델 영상의 직선들 중에서 쿼리 영상의 선택된 직선과 대응되는 직선에 대하여 상기 과정들을 반복한다.

<36> 이제, 유사도를 측정한다. 대응된 모델 영상의 직선들에 대해서도 쿼리 영상의 선택된 직선과 대응되는 직선을 기준으로 대응되는 노드들 사이의 거리의 합을 구함으로써 유사도를 얻는다. 유사도를 측정하는 방법은 다양하다. 대응관계가 명확하고 회전과 스케일링에 대하여 정규화가 된 경우에는 간단하게 노드들 사이의 유클리디안 거리를 직접 구할 수 있다. 또한, 대안적으로, 하우스도르프 거리(Housdorff distance)를 측정함으로써, 보다 정교하게 유사도를 측정할 수 있다. 본 실시예에서는 다음과 같은 과정에 의하여 두 영상의 유사도를 구한다. 먼저, 두 직선 집합들 사이의 대응되는 노드들 사이의 유클리디안 거리를 계산한다. 다음으로, 모든 거리의 합의 역수를 두 영상의 비유사도

(dissimilarity)로써 설정한다. 비유사도가 작으면 유사도는 크다. 따라서, 유사도가 큰 영상을 검색된 영상으로써 선택한다(단계 110).

<37>       상기와 같은 직선 기반의 영상 정합 방법을 기초로 모의 실험을 수행하였다. 모의 실험에서는 쿼리 영상으로부터 경계선을 추출하고, 추출된 경계선을 직선 근사화함으로써 직선 근사화된 영상을 얻는다. 다음으로, 사용자가 쿼리 영상들로부터 추출된 직선의 일부를 선택하고, 선택된 직선 정보를 사용하여 모델 영상들과의 정합을 수행한다. 도 3a에는 쿼리 영상의 일예를 나타내었다. 도 3b에는 도 3a의 쿼리 영상의 직선 근사화된 영상을 나타내었다. 도 3c에는 쿼리를 위하여 사용자에게 의하여 일부 라인이 선택된 직선 영상을 나타내었다.

<38>       도 4a에는 모의 실험에 의하여 검색된 모델 영상의 일예를 나타내었으며, 도 4b에는 도 4a의 모델 영상의 직선 근사화된 영상을 나타내었다. 도 4b를 참조하면, 검색된 모델 영상의 직선 근사화된 영상은 도 3c에 나타낸 쿼리 영상의 직선들과 유사한 직선들(402)을 포함한다.

<39>       또한, 도 5a에는 검색된 모델 영상의 다른 예를 나타내었으며, 도 5b에는 도 5a의 모델 영상의 직선 근사화된 영상을 나타내었다. 도 5b를 참조하면, 검색된 모델 영상의 직선 근사화된 영상은 도 3c에 나타낸 쿼리 영상의 직선들과 유사한 직선들(502)을 포함한다.

<40>       상기와 같은 직선 기반 영상 정합 방법에 따르면 물체의 정확한 추출없이도 직선 기반의 형상 기술자에 의하여 인덱싱된 영상 데이터베이스로부터 쿼리 영상과 유사한 형상 기술자를 가지는 모델 영상을 검색하는 것이 가능하다.

<41> 또한, 상기와 같은 본 발명에 따른 직선 기반의 영상 정합 방법은 개인용 또는 서버급의 컴퓨터내에서 실행되는 프로그램으로 작성 가능하다. 상기 프로그램을 구성하는 프로그램 코드들 및 코드 세그먼트들은 당해 분야의 컴퓨터 프로그래머들에 의하여 용이하게 추론될 수 있다. 또한, 상기 프로그램은 컴퓨터 독취 가능 기록 매체에 저장될 수 있다. 상기 기록 매체는 자기기록매체, 광기록 매체, 및 전파 매체를 포함한다.

**【발명의 효과】**

<42> 상술한 바와 같이 본 발명에 따른 직선 기반 영상 정합 방법은 물체의 정확한 추출 없이도 직선 기반의 형상 기술자에 의하여 인덱싱된 영상 데이터베이스로부터 쿼리 영상과 유사한 형상 기술자를 가지는 모델 영상을 검색하는 것이 가능하다.

**【특허청구범위】****【청구항 1】**

- (a) 쿼리 영상 및 모델 영상들로부터 직선 정보를 얻는 단계;
- (b) 쿼리 영상들의 직선들과 모델 영상들의 직선들 사이의 이진 관계를 정의하는 단계;
- (c) 이진 관계를 기초로 쿼리 영상과 모델 영상의 노드-라벨쌍들의 양립성을 나타내는 양립 계수를 구하는 단계; 및
- (d) 양립 계수를 사용한 연속 킬렉세이션을 기초로 유사도를 구하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 직선 기반 영상 정합 방법.

**【청구항 2】**

제1항에 있어서, 상기 직선 정보는 각 영상의 형상 기술자로서 표현되는 것을 특징으로 하는 직선 기반 영상 정합 방법.

**【청구항 3】**

제1항에 있어서, 상기 모델 영상은,

모델 영상의 골격을 추출하는 단계와, 추출된 골격을 기초로 픽셀들의 연결을 수행함으로써 직선들의 목록을 구하는 단계, 및 직선들의 목록을 정규화함으로써 얻은 정규화된 직선 목록을 상기 모델 영상의 형상 기술자로서 설정하는 단계를 포함하는 형상 기술자 추출 방법에 의하여 인덱싱된 데이터베이스내의 영상인 것을 특징으로 하는 직선 기반 영상 정합 방법.



## 【청구항 4】

제1항에 있어서, 상기 이진 관계는,

쿼리 영상과 모델 영상 사이의 회전, 스케일링(scaling), 이동에 대하여 변하지 않는 것을 특징으로 하는 직선 기반 영상 정합 방법.

## 【청구항 5】

제4항에 있어서, 상기 이진 관계는,

두 직선 사이의 각도 차이, 길이비, 상대 위치, 및 상대 거리 중에서 적어도 하나를 포함하는 것을 특징으로 하는 직선 기반 영상 정합 방법.

## 【청구항 6】

제4항에 있어서, 상기 이진 관계는,

두 직선 사이의 각도 차이, 길이비, 상대 위치, 및 상대 거리 중에서 적어도 하나를 포함하는 것을 특징으로 하는 직선 기반 영상 정합 방법.

## 【청구항 7】

제1항에 있어서, 상기 (b) 단계는,

(b-1) 쿼리 영상의 직선 집합내의 두 노드  $v_i, v_j$ 에 대한 양립성을 양립 계수를  $\xi_{ij}$ 로 나타내는 단계;

(b-2) 모델 영상의 직선 집합내의 두 라벨  $\lambda, \lambda'$ 에 대한 양립성을 양립 계수를  $\xi_{\lambda\lambda'}$ 로 나타내는 단계; 및

(b-3) 쿼리 영상과 모델 영상의 노드-라벨쌍들 사이의 양립성을 양립 계수  $r_{ij}(\lambda, \lambda')$ 로 나타내는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 직선 기반 영상 정합 방법.

## 【청구항 8】

제7항에 있어서, 상기 양립 계수  $r_{ij}(\lambda, \lambda')$ 는,

쿼리 영상의 직선 집합에 대하여 노드  $v_i$ 에 라벨  $\lambda$ 을 할당하는 것이 주변 노드-라벨쌍  $(v_i, \lambda')$ 과의 상관 관계를 만족시키면 큰 값을 가지고 상호 모순되면 작은 값을 가지도록 정의된 것을 특징으로 하는 직선 기반의 영상 정합 방법.

## 【청구항 9】

제7항에 있어서, 상기 양립 계수  $r_{ij}(\lambda, \lambda')$ 는,

쿼리 영상내의 직선쌍  $(i, j)$ 의 이진 관계와 모델 영상내의 직선쌍  $(\lambda, \lambda')$ 의 이진 관계가 일치할 경우에는,  $r_{ij}(\lambda, \lambda') = 1$ 이 성립하도록 정의된 것을 특징으로 하는 직선 기반의 영상 정합 방법.

## 【청구항 10】

제7항에 있어서, 상기 양립 계수  $r_{ij}(\lambda, \lambda')$ 는,

K는 정의된 이진 관계를 나타내는 특징 벡터의 엘리먼트의 수,  
 $\rho(i, j, \lambda, \lambda') = \left( \sum_{k=1}^K \|\xi_{ij}^{(k)} \xi_{\lambda\lambda'}^{(k)}\|^2 \right)^{1/2}$  라 할 때,  $r_{ij}(\lambda, \lambda') = \frac{1}{1 + \|\rho(i, j, \lambda, \lambda')\|}$  로서 정의된 것을 특징으로 하는 직선 기반의 영상 정합 방법.

## 【청구항 11】

제1항에 있어서, 상기 (d) 단계 이전에,

(d'-1) 각 노드-라벨쌍에 대하여 노드가 주변의 라벨들로부터 받을 수 있는 최대 지지도의 합이 가장 큰 일정수의 상위 노드-라벨쌍에만 동일한 확률을 적용함으로써 초

기 확률을 최종 확률에 가깝도록 정하는 단계;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 직선 기반의 영상 정합 방법.

#### 【청구항 12】

제11항에 있어서, 상기 (d'-1) 단계 이후에,

(d'-2)  $p_j^{(k)}(\lambda')$ 는 노드와 라벨이 대응되는 확률을,  $k$ 는 반복 연산의 수라 할 때, 연속 릴렉세이션 기법을 구현하기 위한 갱신 요소를  $q_i^{(k)}(\lambda) = \sum_j \alpha_j (\sum_{\lambda'} r_{ij}(\lambda, \lambda') p_j^{(k)}(\lambda'))$ 로 정의하는 단계;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 직선 기반의 영상 정합 방법.

#### 【청구항 13】

제12항에 있어서, 상기 (d'-2) 단계 이후에,

(d'-3)  $q_i^{(k)} = \sum_j \alpha_j \sum_{\lambda'} r_{ij}^{(k)}(\lambda, \lambda') p_j^{(k)}(\lambda')$ ,  $\overline{q_i^{(k)}} = \sum_{\lambda} p_i^{(k)}(\lambda) q_i^{(k)}(\lambda)$ 이라 할 때, 수렴 속도가 빠른 주커(Zucker)의 방법을 기반으로  $p_i^{(k+1)}(\lambda) = p_i^{(k)}(\lambda) + p_i^{(k)}(\lambda) \frac{q_i^{(k)}(\lambda) - \overline{q_i^{(k)}}}{\overline{q_i^{(k)}}}$ 을 사용하여 확률 갱신을 수행하는 단계;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 직선 기반 영상 정합 방법.

#### 【청구항 14】

제1항에 있어서, 상기 (d) 단계는,

(d-1) 두 직선 집합들 사이의 대응되는 노드들 사이의 거리를 계산하는 단계; 및

(d-2) 모든 거리의 합의 역수를 두 영상의 비유사도로써 설정하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 직선 기반 영상 정합 방법.

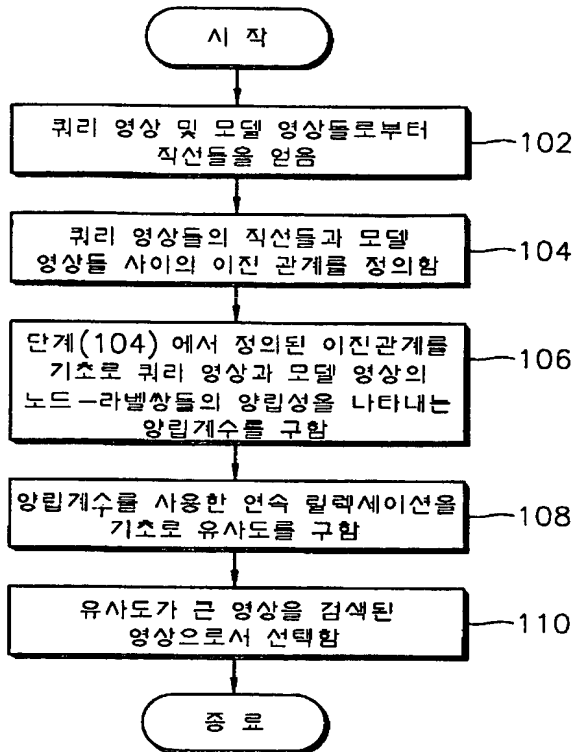
#### 【청구항 15】

제14항에 있어서, 상기 거리는,

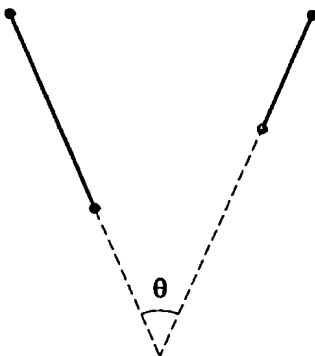
유클리디안 거리(Euclidean distance) 또는 하우스도르프 거리(Housdorff distance) 중에서 선택된 것을 특징으로 하는 직선 기반 영상 정합 방법.

## 【도면】

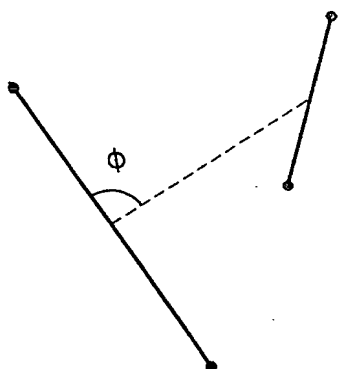
【도 1】



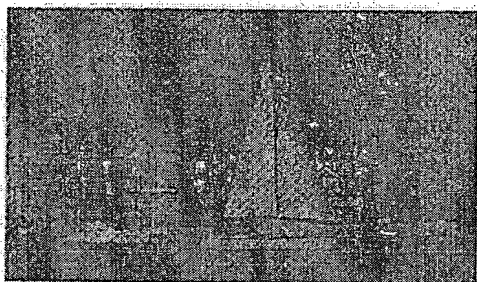
【도 2a】



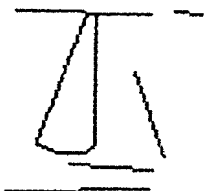
【도 2b】



【도 3a】



【도 3b】



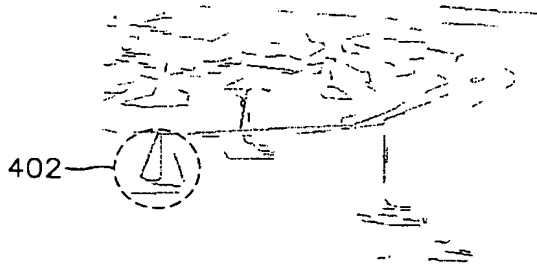
【도 3c】



【도 4a】



【도 4b】



【도 5a】



【도 5b】

